

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO PAULO – UNIFESP
ESCOLA PAULISTA DE POLÍTICA, ECONOMIA E NEGÓCIOS – EPPEN

RENAN BASSOLI DINIZ

DETECÇÃO DE BOLHA ESPECULATIVA EM CRIPTOMOEDAS

Osasco

2019

RENAN BASSOLI DINIZ

DETECÇÃO DE BOLHA ESPECULATIVA EM CRIPTOMOEDAS

Monografia apresentada ao Departamento de Economia da Universidade Federal de São Paulo como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Ciências Econômicas.

Orientador: Prof. Dr. Diogo de Prince Mendonça.

Osasco

2019

Diniz, Renan Bassoli

Detecção de bolha especulativa em criptomoedas / Renan Bassoli Diniz. –
Osasco, 2019.

37 f.

Monografia (graduação em Ciências Econômicas) – Universidade Federal de
São Paulo, Escola Paulista de Política, Economia e Negócios, 2019.

Orientador: Prof. Dr. Diogo de Prince Mendonça.

Título em inglês: Speculative bubble detection in cryptocurrencies.

1. Bolha especulativa. 2. Criptomoedas. 3. Bitcoin. 4. Ethereum. I. Título.

AGRADECIMENTOS

Após um longo e desafiador caminho percorrido até aqui, resta-me agradecer a Deus e a todos os que me acompanharam e auxiliaram de forma direta ou indireta, em especial:

Minha filha, Beatriz, por todo o carinho, compreensão e amor que sempre me proporcionou. Tenho muito orgulho de ser pai de uma criança tão maravilhosa como você. Meus pais, Sonia e Sergio, que muito se dedicaram durante toda a vida para que eu pudesse chegar até este momento. Minha irmã Fernanda, meu tio Orlando e a todos meus familiares.

Meu orientador, Professor Dr. Diogo de Prince, que muito me auxiliou e possibilitou a conclusão deste trabalho. Também sou grato a todo o corpo docente da Eppen/Unifesp, que me ajudou a formar uma rica e sólida base de conhecimento técnico e teórico.

Meus amigos e colegas da universidade, com os quais sempre tive liberdade em discutir ideias e que me acompanharam e ajudaram a me desenvolver durante esses últimos quatro anos, sobretudo: Gustavo Ishida, Gustavo Miranda, Janaína Martins, Jânio Pereira, Luan Takada, Leandro Gallo, Luiz Gustavo, Maiara Rufino, Mateus de Lucia, Priscila Garcia, Thiago Esteves e Wanduilton Alves.

Meus amigos da vida, os quais sempre foram pacientes e compreensivos com minha indisponibilidade de tempo nestes momentos de graduação, especialmente: Allan Souza, Ana Júlia Rózsa, Ana Luísa Leite, Biki Osada, Camila Miliatti, Carolina Colli, Felipe Alves, Flavia Tisato, Frederico Gebaile, Gabriel Camargo, Gabriela Rodrigues, Gabriela Papel, Iara Andrade, Karen Romeiro, Milena Gavioli, Priscila Ribeiro, Victor Zorzan e Vilma Gusmão.

Meus colegas de profissão, com quem aprendo e compartilho conhecimento diariamente, sobretudo: Ariana Zerbinatti, Fernando Honorato, Igor Velecico, Mariana Freitas, Rafael Murrer, Robson Pereira e Thomas Pires.

Em memória de Ivone e Gilberto, meus avós.

Em memória de Cleobe Ferrini, meu grande amigo e mentor às ciências econômicas.

RESUMO

O início da era das criptomoedas se deu em 2008 com a criação do Bitcoin. As moedas digitais são descentralizadas e com as operações criptografadas. Ao longo dos anos subsequentes, o aumento da popularidade das criptomoedas levou a um aumento na variância de seus preços, tornando-as atrativas para o comportamento especulativo. Através de uma análise empírica, o presente trabalho teve como objetivo investigar a existência de bolhas para os preços diários das criptomoedas Bitcoin e Ethereum, que são duas importantes moedas digitais desse mercado. Utilizando-se dos testes de raiz unitária em séries de tempo SADF (PHILLIPS *et al.*, 2011) e GSADF (PHILLIPS *et al.*, 2015), com os valores críticos simulados por *bootstrap*, há evidências de 2 períodos de bolha para os preços do Bitcoin: (i) entre novembro e dezembro de 2013 com 22 dias de duração; e (ii) em dezembro de 2017 com duração de 15 dias. Não foram identificados momentos de bolha para os preços do Ethereum, o que pode ser explicado por meio das diferenças que esta plataforma tem em relação às demais, como a criação de contratos inteligentes e a de criptomoedas alternativas customizadas.

Palavras-chave: Bolha especulativa. Criptomoedas. Bitcoin. Ethereum. Mercados financeiros.

ABSTRACT

The beginning of the cryptocurrencies' era occurred in 2008 with the creation of Bitcoin. Digital currencies are decentralized and with encrypted operations. Over the subsequent years, the increase in the popularity of cryptocurrencies led to an increase in the variance of their prices, which made them attractive to speculative behavior. Through an empirical analysis, the present work has the objective of investigating the existence of explosive or unsustainable behavior for the daily prices of the cryptocurrencies Bitcoin and Ethereum, which are two important digital currencies of this market. Using SADF (PHILLIPS *et al.*, 2011) and GSADF (PHILLIPS *et al.*, 2015) time-series unit root tests, with the critical values simulated by bootstrap, there is evidence of two Bitcoin price bubble periods: (1) between November and December 2013 with a duration of 22 days; and (ii) in December 2017, lasting 15 days. No bubble moments were identified for Ethereum prices, which can be explained by the differences that this platform has in relation to the others, such as the creation of smart contracts and custom alternative cryptocurrencies.

Keywords: Speculative bubble. Cryptocurrencies. Bitcoin. Ethereum. Financial markets.

LISTA DE FIGURAS

Gráfico 1 – Períodos de bolha nos preços do Bitcoin (teste SADF com *bootstrap*).23

Gráfico 2 – Períodos de bolha nos preços do Bitcoin (teste GSADF com *bootstrap*).24

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Estatísticas dos testes de raiz unitária calculadas para os preços do Bitcoin.....21

Tabela 2 – Períodos de bolha identificados na série de preços do Bitcoin.....22

Tabela 3 – Estatísticas dos testes de raiz unitária calculadas para os preços do Ethereum.25

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	8
2 REVISÃO DA LITERATURA	11
3 METODOLOGIA.....	14
3.1 Dados	14
3.2 Testes de bolha	15
3.3 Supremo de Dickey-Fuller Aumentado (SADF)	16
3.4 Supremo de Dickey-Fuller Aumentado Generalizado (GSADF)	17
3.5 Simulação dos valores críticos por procedimento <i>bootstrap</i>	18
3.6 Estratégia para definição dos períodos de bolhas	19
4 RESULTADOS	19
4.1 Especificações dos modelos a testar	20
4.2 Bitcoin (BTC)	20
4.3 Ethereum	24
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	26
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	28
APÊNDICES	30

1 INTRODUÇÃO

A criação do Bitcoin em 2008 marca o início da era das chamadas criptomoedas. Apesar do que são as moedas tradicionais dos países, sua criação visava a implementação de um sistema bancário mundial descentralizado e anônimo, que foi viabilizado graças à tecnologia de *blockchain*¹. O Bitcoin tem seu código-fonte aberto (*open source*), o que pode ter incentivado a criação de outras criptomoedas alternativas (*altcoins*). Dentre elas, está o Ethereum, que, diferentemente do Bitcoin e outras *altcoins*, não limita seu uso à forma de moeda, se estendendo também a contratos inteligentes e outras aplicações descentralizadas. Ainda que possam existir outras criptomoedas com essa funcionalidade nos dias atuais, o Ethereum foi o responsável pela introdução desse conceito no meio das moedas digitais. Já em relação ao Bitcoin, a principal diferença do Ethereum é a possibilidade de seus usuários criarem suas próprias criptomoedas personalizadas por meio dos chamados *tokens* da plataforma Ethereum, o que atraiu *startups* e outras pessoas interessadas em financiamento através das chamadas Ofertas Iniciais de Moedas (*Initial Coin Offering* ou ICO). Considerando a capitalização de mercado, o Bitcoin e o Ethereum são as criptomoedas mais famosas². Em 1º de dezembro de 2019, o Bitcoin detinha 66,40% de toda a capitalização do mercado de criptomoedas, isto é, US\$ 134,2 bilhões. Já o Ethereum, detinha 8,13% no mesmo período, o equivalente a US\$ 16,4 bilhões – aproximadamente o dobro da capitalização do terceiro criptoativo mais famoso, o Ripple (XRP).

O aumento da popularidade das criptomoedas levou a um crescimento na variância de seus preços de mercado, permitindo o comportamento especulativo. Segundo Chaim e Laurini (2018), as criptomoedas possuem uma volatilidade incondicional bastante alta e preços sujeitos a oscilações bruscas. Liu e Tsyvinski (2018) concluem que a relação de risco-retorno das criptomoedas é distinta de outros ativos tradicionais, como moedas, ações e metais preciosos. Não obstante os preços de mercado do Bitcoin e do Ethereum cresceram de forma acentuada e desproporcional em relação a outros ativos financeiros tradicionais, o que alimentou a narrativa de presença de bolha nesse mercado. Os ativos sujeitos a bolha são aqueles que são negociados a preços de mercado superiores aos que um agente racional pagaria por eles (valor fundamental). O valor fundamental de um ativo financeiro, por sua vez, é calculado pelo fluxo

1 *Blockchain* é uma tecnologia de registro descentralizado de transações. Trata-se de um tipo de livro-registro, distribuído e operado por milhares de computadores numa rede ponto a ponto (*peer to peer*), onde cada um possui uma cópia igual de todas as transações, impedindo a manipulação de uma entidade central.

2 Dados obtidos no site CoinMarketCap. Disponível em: <<https://coinmarketcap.com/charts/>>. Acesso em 10 de dez. de 2019.

de caixa esperado descontado por uma taxa constante – e livre de risco (CAMPBELL *et al.*, 1997, p. 256).

Após o colapso de preços de imóveis e de ações nos anos subsequentes à crise financeira de 2008, a formação de bolhas especulativas em mercados de ativos financeiros se tornou um tópico bastante pesquisado pela academia. Considerando o conjunto de características das criptomoedas, podemos questionar: há evidências de bolha especulativa nos mercados de Bitcoin e Ethereum? No caso do Bitcoin e do Ethereum, em particular, o aumento do interesse em buscar evidências de bolha se deu por conta do crescimento acentuado de seus preços a partir de 2016 e a consequente queda abrupta iniciada no fim de 2017. Assim, o presente trabalho busca respondê-lo através de uma análise empírica que investiga – e delimita no tempo –, a presença de comportamento explosivo ou insustentável para os preços diários das negociações entre janeiro de 2013 e maio de 2019 dessas criptomoedas. A fim de averiguar se as criptomoedas Bitcoin e Ethereum apresentam bolhas especulativas para dados diários entre janeiro de 2013 e maio de 2019, e datar o período das bolhas (se houver), serão utilizados os testes de raiz unitária com janelas móveis SADF (teste Supremo de Dickey-Fuller Aumentado) de Phillips *et al.* (2011) e GSADF (teste Supremo de Dickey-Fuller Aumentado Generalizado) de Phillips *et al.* (2015), combinados com o método *bootstrap* para simulação de valores críticos, que combina os procedimentos de Harvey *et al.* (2016) e Shi *et al.* (2018).

Em especial, há períodos de aumento do desvio-padrão para o preço das criptomoedas, o que sustentou o crescimento da narrativa de existência de bolhas nesse mercado. O primeiro intervalo de tempo compreende o início de 2013 e vai até os primeiros meses de 2014, que foi marcado tanto pela fundação da Bitcoin Foundation quanto pelo incidente com a Mt. Gox³. O segundo momento abrange praticamente todo o ano de 2017 e os primeiros meses de 2018, quando a exposição das criptomoedas se tornou ainda maior, levando-as a uma súbita e explosiva valorização. Uma das explicações possíveis para esses avanços nos níveis de preços pode ser o aumento das expectativas sobre futuras valorizações, que é uma típica característica das bolhas racionais (CAMPBELL *et al.*, 1997).

Até o momento, para o período destacado, não há trabalhos em particular que testaram e delimitaram no tempo comportamento explosivo ou insustentável para os preços diários de Bitcoin e Ethereum pelos testes SADF e GSADF utilizando o método *bootstrap* para simulação

3 A Mt. Gox foi lançada em 2010 e é considerada a primeira corretora de Bitcoin. Em 2011, a plataforma era responsável por intermediar cerca de 7 em 10 transações dessa criptomoeda. Em fevereiro de 2014, entretanto, a empresa subitamente suspendeu definitivamente as transações alegando ter sofrido ataques de *hackers*, que supostamente roubaram cerca de 850 mil Bitcoins (POLLOCK, 2018).

de valores críticos, que combina os procedimentos de Harvey *et al.* (2016) e Shi *et al.* (2018). O *bootstrap* é usado para replicar o padrão de heterocedasticidade nos choques originais dos dados do retorno financeiro e, portanto, espera-se reduzir o risco de qualquer distorção de tamanho da amostra na aplicação prática dos testes SADF e GSADF. Assim, a contribuição do presente trabalho à literatura acadêmica é o uso dos testes SADF e GSADF considerando os valores críticos simulados por *bootstrap*.

Cheah e Fry (2015), a partir da metodologia de Johansen *et al.* (2000), apresentaram evidências de bolha no mercado de Bitcoin entre 2010 e 2014. Para o mesmo período e série, através do método empregado por Phillips *et al.* (2011), Cheung, Roca e Su (2015) identificaram uma série de bolhas. De Souza *et al.* (2017) identificaram a presença de bolha especulativa em todas as grandes criptomoedas até o início de 2017 – inclusive no Bitcoin e no Ethereum – ao utilizarem os testes RtADF (teste de Dickey-Fuller Aumentado de cauda direita), RADF (teste de Dickey-Fuller Aumentado Residual), ADF e SADF (Supremo de Dickey-Fuller Aumentado), todos com os valores críticos simulados por Monte Carlo. Corbet, Lucey e Yarovaya (2018) por meio do método de Phillips *et al.* (2011) identificaram bolhas especulativas nos mercados de Bitcoin e Ethereum para o período entre 2009 e 2017, examinando também os determinantes fundamentais de seus preços. Su *et al.* (2018), executaram o método de teste do GSADF proposto por Phillips *et al.* (2015) e, em vários períodos foram destacadas a existência de comportamento explosivo nos mercados norte-americano e chinês do Bitcoin, especialmente ao longo de 2017. Chaim e Laurini (2019a), entretanto, analisaram sob a teoria do martingal local estrito e não constatarem evidências de bolha em Bitcoin para o final de 2017, ainda que os resultados apontassem para a existência de uma para o período entre 2013 e 2014.

No presente trabalho, foram encontradas evidências de momentos de bolha para os preços diários do Bitcoin. No caso do teste SADF com valores críticos simulados por *bootstrap*, apenas 1 período foi identificado: entre 25/11/2013 e 05/12/2013 (11 dias de duração). Já para o caso do teste GSADF, que possui maior flexibilidade nas janelas móveis e, portanto, maior poder de teste, com valores críticos simulados por *bootstrap*, 2 períodos foram identificados: um entre 14/11/2013 e 05/12/2013 (22 dias de duração) e outro entre 06/12/2017 e 20/12/2017 (15 dias de duração). Vale notar que esses períodos correspondem a momentos já citados aqui, nos quais narrativa de existência de bolha nesse mercado cresceu. O primeiro, final de 2013, corresponde ao incidente com a Mt. Gox, e o segundo, no final de 2017, foi quando o Bitcoin se valorizou de forma acentuada, atingindo uma alta de 1.751% em relação a 1º de janeiro de 2017.

Já no caso do Ethereum, nenhum período de bolha foi identificado pelos testes SADF e GSADF – curiosamente mesmo nos momentos de valorização acentuada e de narrativa de existência de bolha especulativa, como consequência. Uma explicação plausível é o conjunto de diferenças da plataforma do Ethereum em relação às demais criptomoedas, especialmente a possibilidade de confecção de contratos inteligentes e a criação de criptomoedas alternativas customizadas, o que é um atrativo para empresas e pessoas interessadas em obter financiamento por meio de Ofertas Iniciais de Moedas (*Initial Coin Offering* ou ICO).

O método *bootstrap* para simulação de valores críticos se mostrou mais adequado durante a realização deste trabalho. O procedimento mitiga a influência de heterocedasticidade não condicional dos resíduos nos resultados estatísticos, o que pode evitar interpretações equivocadas (HARVEY *et al.*, 2016). Como comparação, foram executados todos os testes também pelo método de Monte Carlo, o qual não trata esse problema e que apresentou um aumento significativo do número de bolhas e suas durações.

Na seção 2 serão apresentadas as revisões de trabalhos que já exploraram o tópico de bolha especulativa, inclusive no mercado de criptomoedas, mas com outras metodologias. A metodologia utilizada neste trabalho será explicada em detalhes na seção 3 e seus resultados serão apresentados na seção 4. Por fim, as conclusões serão exploradas na seção 5.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Após o colapso de preços de ações e imóveis nos anos subsequentes à crise financeira de 2008, a formação de bolhas especulativas em mercados de ativos financeiros se tornou um tópico de pesquisa acadêmica a ser explorado. Muitos estudos empíricos foram desenvolvidos e serviram de base para a exploração desse tema em diversos tipos de ativos. Seguindo a teoria clássica de finanças, os ativos sujeitos a bolha são aqueles que são negociados a preços de mercado superiores aos que um agente racional pagaria por eles (valor fundamental). O valor fundamental de um ativo financeiro, por sua vez, é calculado pelo fluxo de caixa esperado descontado por uma taxa constante e livre de risco (CAMPBELL *et al.*, 1997, p. 256).

Em relação aos testes para detectar formação de bolhas, houve uma evolução com o trabalho de Phillips, Wu e Yu (PWY) em 2011. O teste proposto é uma alteração do teste de raiz unitária Dickey-Fuller Aumentado (ADF), no qual a hipótese alternativa é o comportamento explosivo (ao invés da estacionariedade). Ou seja, o teste é unicaudal à direita (e não à esquerda como o teste ADF).

Homm e Breitung (2012) testaram e compararam diversos métodos econométricos para detecção de bolhas especulativas, concluindo que o procedimento de PWY funcionou satisfatoriamente na detecção da chamada bolha das Ponto Com no índice Nasdaq⁴. Phillips, Shi, Yu (PSY) ofereceram em 2015 uma nova ferramenta para uma consistente delimitação da origem e término das bolhas em tempo real. O método, que é o teste SADF generalizado (ou GSADF; Supremo de Dickey-Fuller Aumentado Generalizado), foi capaz de identificar e datar evidências de múltiplas bolhas no índice S&P500.

Com a apresentação do Bitcoin em 2008, a era das criptomoedas se iniciava. Dentre as várias inovações em relação às moedas tradicionais está a descentralização, que foi permitida graças ao uso do *blockchain*. Essa nova tecnologia atraiu o interesse de usuários, que passaram a desenvolver o protocolo do Bitcoin e criaram outras criptomoedas derivadas de seu código-fonte original (*altcoins*). Também surgiram plataformas que continham outras propostas. Dentre elas, está o Ethereum, que, diferentemente do Bitcoin e outras *altcoins*, não limita seu uso à forma de moeda, se estendendo também a contratos inteligentes e outras aplicações descentralizadas. A diferença do Ethereum em relação ao Bitcoin é a possibilidade dos seus usuários criarem suas próprias criptomoedas personalizadas, o que atraiu *startups* e outras pessoas interessadas em financiamento através das chamadas Ofertas Iniciais de Moedas (*Initial Coin Offering* ou ICO). Eventos envolvendo o ataque de *hackers*, como é o caso do incidente com a Mt. Gox, o aumento da popularidade desses ativos e suas fortes oscilações nos preços alimentaram a narrativa de existência de bolha nesse mercado (CHAIM; LAURINI, 2018).

Até então, conforme alertam Cheah e Fry (2015), a academia pouco explorava os mercados de criptomoedas. Os autores utilizaram a metodologia de Johansen *et al.* (2000) para apresentar evidências de bolha no mercado de Bitcoin entre 2010 e 2014. Para o mesmo período, através do método empregado por Phillips *et al.* (2011), Cheung, Roca e Su (2015) identificaram uma série de bolhas de curta duração entre 2011 e 2014 e três grandes bolhas entre 2011 e 2013, com durações de 66 a 106 dias. A última – e a maior delas – foi marcada pelo fim da Mt. Gox Exchange.

Ciaian, Rajcaniova e Kancs (2016) apresentaram o primeiro trabalho que analisa a formação de preços do Bitcoin. Os autores consideram os determinantes tradicionais do preço da moeda comum e fatores específicos do Bitcoin para estudar a formação de preços do Bitcoin. O trabalho concluiu que as forças de mercado do Bitcoin – demanda e oferta – têm um impacto

4 A bolha especulativa das Ponto Com ocorreu aproximadamente entre 1994 e 2000 e foi marcada pela forte valorização de ações de empresas ligadas à Internet e uma repentina reversão de seus preços em março de 2000.

significativo em seu preço. Entretanto, os autores não descartaram a hipótese de que o comportamento especulativo influencia os preços da criptomoeda. Liu e Tsyvinski (2018) concluíram que a relação risco-retorno das criptomoedas é distinta dos outros ativos tradicionais, como moedas, ações e metais preciosos. Segundo os autores, os retornos das criptomoedas têm baixa exposição aos mercados de ações, moedas e commodities, o que pode ser um sinal da influência de fatores específicos dos mercados de moedas digitais. Apesar disso, o trabalho concluiu que as criptomoedas têm o potencial de afetar vários setores do lado real da economia, o que gera uma preocupação econômica e social acerca de seus mercados.

O ano de 2017 foi marcado por um novo período de alta volatilidade e valorização nos mercados de criptomoedas. Nesse ano, o preço de mercado do Bitcoin, por exemplo, teve alta superior a 1.700%, trazendo novas discussões da existência de bolha.⁵ De Souza, de Souza e Pereira (2017) identificaram a presença de bolha especulativa em todas as grandes criptomoedas até o início de 2017 – inclusive no Bitcoin e no Ethereum – ao utilizarem quatro versões dos testes de Phillips *et al.* (2011) e Phillips *et al.* (2015): RtADF (teste de Dickey-Fuller Aumentado de cauda direita), RADF (teste de Dickey-Fuller Aumentado Residual), ADF e SADP (Supremo de Dickey-Fuller Aumentado). Vale destacar, entretanto, que as simulações dos valores críticos para os quatro testes foram feitas por meio do método de Monte Carlo – o que não trata o problema de heterocedasticidade dos resíduos das séries históricas. Corbet, Lucey e Yarovaya (2018) por meio do método de Phillips *et al.* (2011) identificaram bolhas especulativas nos mercados de Bitcoin e Ethereum para o período entre 2009 e 2017, examinando também os determinantes fundamentais de seus preços. Su *et al.* (2018), executaram o método de teste do GSADF proposto por Phillips *et al.* (2015) e, em vários períodos foram destacadas a existência de comportamento explosivo nos mercados norte-americano e chinês do Bitcoin, especialmente ao longo de 2017. Chaim e Laurini (2019a), entretanto, analisaram sob a teoria do martingal local estrito e não constatarem evidências de bolha em Bitcoin para o final de 2017, ainda que os resultados apontassem para a existência de uma para o período entre 2013 e 2014.

Apesar de configurar indícios, grandes valorizações e alta volatilidade não necessariamente configuram uma bolha especulativa. Bariviera *et al.* (2017) exploraram algumas características estatísticas do Bitcoin e concluem que a criptomoeda possui uma alta

5 PORTINARI, Natália; BRANT, Danielle. Bitcoin tem alta de 1.751% no ano, e discussão sobre bolha ganha força. **Folha de S.Paulo**, São Paulo, 18 de dez. de 2017. Disponível em: <<https://www1.folha.uol.com.br/mercado/2017/12/1944099-bitcoin-tem-alta-de-1751-no-ano-e-discussao-sobre-bolha-ganha-forca.shtml>>. Acesso em: 20 de mai. de 2019.

volatilidade, que vem se reduzindo ao longo do tempo, bem como que sua memória de longo alcance não está relacionada à liquidez do mercado. Chain e Laurini (2018) identificaram dois períodos de alta volatilidade no mercado de Bitcoin, sendo o primeiro – associado ao incidente com a Mt. Gox – entre 2013 e 2014, e, o segundo, que compreendeu o ano de 2017. Segundo os autores, o Bitcoin possui uma volatilidade incondicional muito alta e largos movimentos ocasionais de preços. Saltos médios afetam o retorno e são relevantes para os procedimentos de análise de portfólio e risco. Assim como o Bitcoin, as demais grandes criptomoedas – inclusive o Ethereum – também possuem uma volatilidade muito alta com bruscos movimentos de preços. Em uma análise qualitativa, Chaim e Laurini (2019b) verificaram que o componente de volatilidade permanente parece ser impulsionado pelo desenvolvimento desses mercados e de seus níveis de popularidade.

3 METODOLOGIA

A fim de se obter evidências empíricas, propõe-se a utilização dos testes de raiz unitária em séries temporais (i) Supremo de Dickey-Fuller Aumentado (SADF) de Phillips *et al.* (2011) e (ii) Supremo de Dickey-Fuller Aumentado Generalizado (GSADF) de Phillips *et al.* (2015), ambos com os valores críticos simulados por Monte Carlo ou pelo método *bootstrap*, que combina os procedimentos de Harvey *et al.* (2016) e Shi *et al.* (2018). Para efeito de comparação, serão utilizados os testes de cauda direita (RtADF) e de cauda direita com janelas móveis (RADF), que são menos flexíveis que o SADF e o GSADF e que, portanto, podem não identificar subperíodos de bolha nas séries.

3.1 Dados

Para realização deste trabalho, serão utilizadas as séries de preços diários de fechamento do Bitcoin e do Ethereum. Para tanto, serão extraídas da seção de dados da página eletrônica chamada Coin Metrics⁶. As amostras obtidas compreendem o período de janeiro de 2013 a maio

6 O site Coin Metrics <<https://coinmetrics.io/data-downloads/>> disponibiliza gratuitamente os dados diários das maiores criptomoedas. Outros trabalhos acadêmicos, como Bação et al. (2018), Yang (2018), Aloosh e Ouzan (2019), Chaim e Laurini (2018) e Chaim e Laurini (2019a), se utilizaram dessa fonte de dados para a análise empírica.

de 2019 para os preços do Bitcoin, totalizando 2.342 observações, e o período de maio de 2015 a maio de 2019 para os preços do Ethereum, ou seja, 1.393 observações⁷.

3.2 Testes de bolha

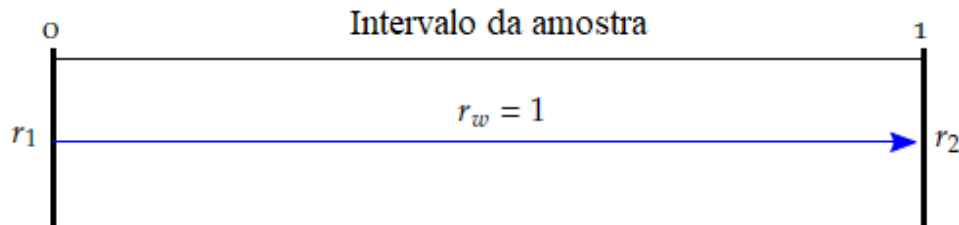
Os testes de bolha, isto é, de comportamento explosivo da série de preços, são baseados na variação da cauda direita do teste de raiz unitária Dickey-Fuller Aumentado (ADF) para a série y no dia t , conforme abaixo:

$$\Delta y_t = \mu + \rho y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (1)$$

no qual μ é um intercepto, p é o número máximo de defasagens, ϕ_i para $i = 1, \dots, p$ são os coeficientes das defasagens diferenciadas e o termo de erro ε_t é um ruído branco. No caso dos testes de bolha, a hipótese nula é da presença de raiz unitária ($\rho = 0$) e a hipótese alternativa é de um coeficiente autorregressivo levemente explosivo ($\rho > 0$).

A fim de exemplificar o funcionamento dos testes descritos a seguir, consideraremos um intervalo amostral de $[0,1]$, que representa uma amostra de tamanho T normalizada. O coeficiente estimado pela Equação 1 pode ser denotado por ρ_{r_1, r_2} e a estatística ADF sobre a amostra normalizada $[r_1, r_2]$ é representada por ADF_{r_1, r_2} . Além disso, denota-se por r_w o tamanho da janela da regressão, definido por $r_w = r_2 - r_1$, e por r_0 o ponto inicial fixado da janela.

Figura 1 – Ilustração do procedimento ADF.

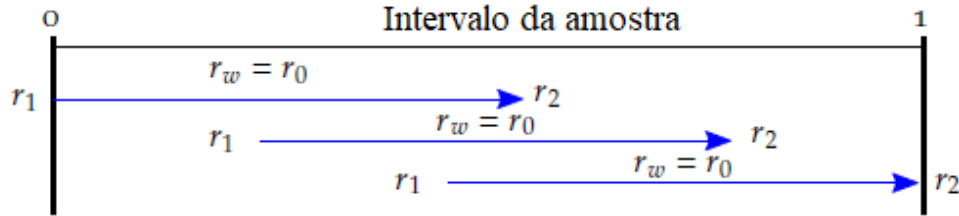


Fonte: adaptado de Caspi (2016).

⁷ O lançamento do Ethereum no mercado de criptomoedas aconteceu em maio de 2015, portanto não há dados para os dias anteriores a maio de 2015.

No caso do teste ADF baseado na cauda direita (RtADF), r_1 e r_2 são fixados na primeira e na última observação de toda a amostra, assim $r_w = r_0 = 1$ (Figura 1).

Figura 2 – Ilustração do procedimento RADF.

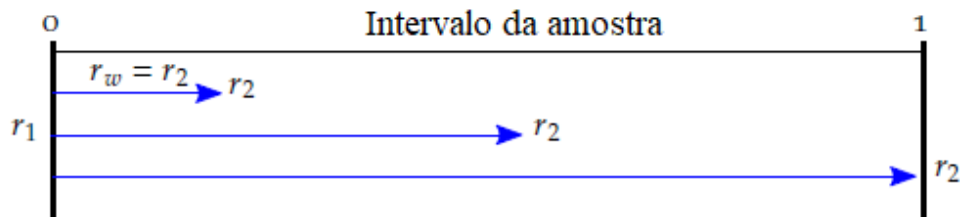


Fonte: adaptado de Caspi (2016).

Como uma evolução do RtADF, pode-se usar o chamado *rolling* ADF (RADF). Trata-se de uma versão de janelas móveis do teste RtADF, onde a estatística ADF é calculada em cada janela móvel de tamanho fixo para todas as estimativas ($r_w = r_0$). Para cada passo do procedimento, o ponto inicial e o final são incrementados em uma observação. Cada estimativa produz um estatística ADF, denotada por ADF_{r_1, r_2} , e a estimativa RADF é chamada de supremo ADF_{r_1, r_2} entre todas as janelas possíveis.

3.3 Supremo de Dickey-Fuller Aumentado (SADF)

Figura 3 – Ilustração do procedimento SADF.



Fonte: adaptado de Caspi (2016).

O teste SADF, sugerido por Phillips *et al.* (2011), tem como base estimar recursivamente a estatística ADF com um ponto inicial fixo e uma janela de expansão. Vale destacar que, diferentemente do teste RADF, onde o ponto inicial da janela móvel muda recursivamente e o tamanho da janela é fixo ao longo do procedimento, define-se que a primeira observação na amostra é o ponto inicial de cada janela de estimativa, r_1 , ou seja, $r_1 = 0$. Posteriormente, o ponto final da janela de estimativa inicial, r_2 , é definido de acordo com a escolha do tamanho mínimo da janela, r_0 . A regressão é estimada recursivamente, enquanto

muda-se o tamanho da janela (Figura 3). Vale notar que, no último passo, a estimativa será baseada em toda a amostra, ou seja, $r_2 = 1$. A estatística de teste SADF é o valor supremo da sequência ADF_{r_2} para $r_2 \in [r_0, 1]$, conforme abaixo.

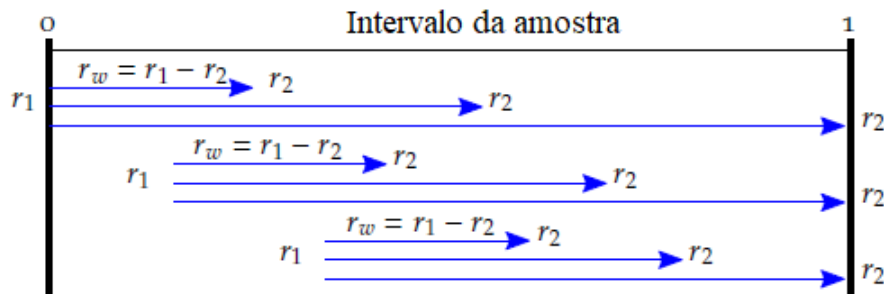
$$SADF(r_0) = \sup_{r_2 \in [r_0, 1]} \{ADF_{r_2}\} \quad (2)$$

A vantagem desse procedimento em relação ao RADF não se resume a maior flexibilidade da janela de estimativa. A partir deste teste, é possível também delimitar o momento inicial e o final do período de bolha, portanto sua duração. Assim como os demais testes já apresentados aqui, a hipótese nula do teste SADF é a de presença de raiz unitária. Contudo, sua hipótese alternativa, ao invés de ser a de comportamento levemente explosivo, é a de presença de apenas um período de bolha.

3.4 Supremo de Dickey-Fuller Aumentado Generalizado (GSADF)

Phillips *et al.* (2015) desenvolveram o teste SADF generalizado (GSADF). Neste procedimento, as janelas de estimativas são mais flexíveis, permitindo variar recursivamente tanto o ponto inicial quanto os pontos finais (Figura 4). Assim como no teste SADF, é possível delimitar os instantes de início e fim de cada período de bolha. Contudo, a maior flexibilidade do teste GSADF garante a consistência em período de amostragem que inclui múltiplos episódios de bolhas, diferentemente do procedimento SADF.

Figura 4 – Ilustração do procedimento GSADF.



Fonte: adaptado de Caspi (2016).

A hipótese alternativa do teste GSADF é a presença de múltiplos períodos de bolhas. Formalmente, a estatística suprema da sequência generalizada $ADF_{r_1}^{r_2}$ é descrita por:

$$GSADF(r_0) = \sup_{\substack{r_2 \in [r_0, 1] \\ r_1 \in [0, r_2 - r_0]}} \{ADF_{r_1}^{r_2}\} \quad (3)$$

3.5 Simulação dos valores críticos por procedimento *bootstrap*

Considerando que a série y da equação (1) é um processo não estacionário, a distribuição do teste de raiz unitária não será igual à da estatística t , o que compromete a inferência acerca dos resultados obtidos. Contudo, esta pode ser encontrada analiticamente usando-se o teorema central do limite funcional, que pode ser visualizada por meio de experimentos de Monte Carlo (BUENO, 2012).

Uma alternativa ao método de simulação de Monte Carlo é a utilização do método de *bootstrap*, que combina os procedimentos de Harvey *et al.* (2016) e Shi *et al.* (2018). Este método foi projetado para mitigar a influência potencial da heterocedasticidade não condicional dos resíduos. O procedimento é baseado em cinco passos, descritos a seguir, conforme detalhado em Phillips e Shi (2018).

Considere $\tau_0 = [T\tau_0]$ e τ_b o número de observações da janela sobre qual tamanho deve ser controlado.

Passo 1: utilizando-se do período completo da amostra, estima-se o modelo de regressão da Equação 1 sob a imposição da hipótese nula de que $\rho = 0$ e se obtém o resíduo estimado e_t .

Passo 2: para uma amostra de tamanho $\tau_0 + \tau_b - 1$, gerar uma amostra *bootstrap* dada por

$$\Delta y_t^b = \sum_{j=1}^p \hat{\phi}_j \Delta y_{t-j}^b + e_t^b \quad (4)$$

Com os valores iniciais $y_i^b = y_i$ com $i = 1, \dots, j + 1$ e onde os $\hat{\phi}_j$ são as estimativas de Mínimos Quadrados Ordinários (OLS) obtidas na regressão do passo 1. Os resíduos são dados por $e_t^b = w_t e_t$, onde w_t é aleatoriamente desenhado pela distribuição normal padrão e e_t é aleatoriamente elaborado por reposição dos resíduos estimados e_t . Esta etapa implementa o chamado *wild bootstrap*, o qual considera a heterocedasticidade dos resíduos.

Passo 3: usando a série *bootstrapped*, calcula-se a sequência do teste, por exemplo $\{GSADF_t^b\}_{t=\tau_0}^{\tau_0+\tau_b-1}$ (Seção 3.4), e o valor máximo da sequência da estatística de teste será:

$$M_t^b = \max_{t \in [\tau_0, \tau_0 + \tau_b - 1]} (GSADF_t^b) \quad (5)$$

Passo 4: os passos 2 e 3 são repetidos por $B = 999$ vezes.

Passo 5: por fim, o valor crítico do teste é dado pelo percentil 95 da sequência $\{M_t^b\}_{b=1}^B$.

Os passos 3-5 da iteração replicam o procedimento recursivo do teste e criam os valores críticos, conforme Phillips e Shi (2018).

3.6 Estratégia para definição dos períodos de bolhas

A estratégia para demarcação dos períodos de bolha, resultantes dos testes SADF e GSADF, que será aqui utilizada é a proposta por Phillips *et al.* (2011). Cada estimativa da sequência ADF_{r_2} é comparada ao respectivo valor crítico da cauda direita para identificar o início da bolha no momento T_{r_2} . A estimativa do ponto de origem da bolha pode ser denotada por T_{r_e} em cada ADF_{r_2} que cruza o valor crítico correspondente de baixo para cima. Assim, a estatística ADF_{r_2} que cruza o valor crítico correspondente de cima para baixo pode ser descrito por T_{r_f} . Formalmente, as estimativas dos períodos de bolha, como frações da amostra, são definidas por:

$$\hat{r}_e = \inf_{r_2 \in [r_0, 1]} \{r_2 : ADF_{r_2} > cv_{r_2}^{\beta_T}\}, (6)$$

$$\hat{r}_f = \inf_{r_2 \in [\hat{r}_e, 1]} \{r_2 : ADF_{r_2} < cv_{r_2}^{\beta_T}\}, (7)$$

onde $cv_{r_2}^{\beta_T}$ corresponde ao valor crítico $100(1 - \beta_T)\%$ da estatística ADF padrão baseada nas $[T_{r_2}]$ observações.

4 RESULTADOS

A seguir, serão apresentados os resultados dos testes SADF e GSADF, ambos com os valores críticos simulados pelo método de *bootstrap*, para os preços diários do Bitcoin e do Ethereum usando o *add-in* de Caspi (2016) para EViews integrado com o MatLab (para simulação de valores críticos por *bootstrap*). Contudo, para efeitos de comparação, serão interpretados também os resultados dos demais testes (RtADF e RADF), inclusive por simulação de valores críticos pelo método de Monte Carlo. Para tanto, a estratégia adotada foi a de, inicialmente, testar as especificações dos modelos, por meio do teste ADF comum,

utilizando-se da Equação 1, para o logaritmo natural de cada preço diário e, em seguida, testar as séries partindo dos procedimentos menos sofisticados (RtADF e RADF) até os mais sofisticados (SADF e GSADF).

Por se tratarem de séries diárias, tanto para os preços do Bitcoin quanto do Ethereum, definiu-se o período máximo de defasagem de 30 dias. O tamanho inicial das janelas de estimativas, utilizadas nos testes RADF, SADF e GSADF, foi de $T(0,01 + 1,8/\sqrt{T})$, com T o número de observações, pois conforme Phillips, Shi e Yu (2015) mostraram, esse tamanho de janela é o que aumenta o poder dos testes – o equivalente a 111 observações para a série do Bitcoin e a 81 observações para a do Ethereum. Já o critério de seleção do tamanho da defasagem utilizado para os dois ativos foi o Critério de Informação de Schwarz (SIC).

Por fim, para os valores críticos, foram feitas 1.000 simulações em cada método (Monte Carlo e *bootstrap*), seguindo a especificação de cada modelo encontrada no teste ADF simples. Especificamente para as simulações com o método *bootstrap*, foi utilizado o procedimento de *wild bootstrap* de Harvey *et al.* (2016).

4.1 Especificações dos modelos a testar

Ao aplicar o teste ADF comum na Equação 1 para as duas séries de preços diários, observou-se que, em ambos os casos, o componente de tendência determinística é estatisticamente não significativo⁸. Contudo, para o intercepto, há evidências de significância estatística nos dois casos. Assim, os testes, tanto para a série do Bitcoin quanto a do Ethereum, foram executados com a seguinte especificação:

$$\Delta y_t = \mu + \rho y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (8)$$

No caso da série histórica dos preços do Bitcoin, a hipótese nula de raiz unitária não pode ser rejeitada até o nível de significância de 15%. Já para o caso dos preços do Ethereum, a hipótese de raiz unitária não pode ser rejeitada até o nível de significância de 49%.

4.2 Bitcoin (BTC)

⁸ Para detalhes dos resultados obtidos nos testes ADF para as séries do Bitcoin e do Ethereum, vide Apêndices A.1 e B.1, respectivamente.

Na Tabela 1, são apresentadas todas as estatísticas dos testes executados para a série dos preços diários de Bitcoin⁹, inclusive detalhando qual o método para simulação de valores críticos correspondente à estatística encontrada. Iniciando a análise dos resultados com os valores críticos simulados pelo método de Monte Carlo, verifica-se que os testes e SADF não rejeitaram a hipótese nula de raiz unitária. O teste RADF, por sua vez, indicou que a série possui comportamento levemente explosivo. Já o procedimento GSADF, apontou para múltiplos períodos de bolha.

Com relação aos subperíodos de bolha detectados com as simulações de valores críticos pelo método de Monte Carlo, o teste RADF reportou 30 períodos de bolha, sendo o maior deles com 46 dias de duração (entre 31/10/2013 e 15/12/2013). O SADF apresentou apenas 1 período (26/11/2013 a 05/12/2013; 10 dias de duração). Já o GSADF também detectou 30 períodos de bolha, com o maior deles entre 18/07/2017 e 29/03/2018 (255 dias).

Tabela 1 – Estatísticas dos testes de raiz unitária calculadas para os preços do Bitcoin.

TESTE	MONTE CARLO		BOOTSTRAP	
	ESTATÍSTICA	P-VALOR	ESTATÍSTICA	P-VALOR
RtADF	-2,379858	0,8567	-2,379858	0,9833
RADF	5,035145***	0,0000	5,035145**	0,0500
SADF	0,391116	0,5260	0,391116	0,5900
GSADF	5,433810***	0,0000	5,433810*	0,0633

Fonte: elaborada pelo autor.

Nota: ***, ** e * representam a significância estatística a 1%, 5% e 10%, respectivamente.

No caso das simulações de valores críticos feitas pelo método *bootstrap*, os resultados foram similares aos do método de Monte Carlo: os testes RtADF e SADF não rejeitaram a hipótese de raiz unitária, de modo a não identificar períodos de bolha. E, para os casos do RADF e GSADF, as hipóteses nulas foram rejeitadas, ou seja, os resultados apontaram para comportamento levemente explosivo e múltiplos períodos de bolha, respectivamente.

Já em relação aos momentos em que a série se comporta de maneira explosiva nos testes com valores simulados pelo método *bootstrap*, foram identificados 7 períodos de bolha no teste RADF, sendo o maior deles entre 12/11/2013 e 04/12/2013 (23 dias de duração); 2 períodos no teste SADF: um entre 22/11/2013 e 23/11/2013 (2 dias de duração) e o outro entre 25/11/2013

⁹ Para resultados detalhados dos testes RtADF, RADF, SADF e GSADF para a série de preços do Bitcoin, vide Apêndices A.2, A.3, A.4 e A.5, respectivamente. Os resultados com valores críticos simulados por Monte Carlo serão apresentados à esquerda; por *bootstrap*, à direita. Já nos Apêndices A.6 e A.7, são apresentados detalhadamente os subperíodos de bolha encontrados em cada método para simulação de valores críticos.

e 05/12/2013 (11 dias de duração); E, 3 períodos no teste GSADF: o primeiro entre 14/11/2013 e 05/12/2013 (22 dias de duração), o segundo no dia 04/01/2017 (duração de 1 dia) e o último entre 06/12/2017 e 20/12/2017 (15 dias de duração).

Vale destacar que os resultados para os testes SADF e GSADF, ambos com os valores críticos simulados pelo método *bootstrap* (Tabela 2), formam evidências da existência de períodos de bolha para os preços do Bitcoin, sendo o maior deles com duração de 22 dias, segundo o teste GSADF (entre 14/11/2013 e 05/12/2013). De fato, há narrativa de bolhas especulativas para os períodos de comportamento explosivo encontrados. Conforme abordado na seção 2, o final do ano de 2013 foi marcado pelo incidente da Mt. Gox Exchange, momento em que a instituição alegou ter sofrido invasões de *hackers*, o que culminou no encerramento definitivo de suas operações poucos meses depois. Nesse período, o preço unitário do Bitcoin ultrapassou a marca de US\$ 1.000 e, em poucos meses depois, foi revertido ao patamar de US\$ 400. Tanto no teste SADF quanto no GSADF, períodos de comportamento explosivo foram identificados nesse momento em particular, especialmente entre 14/11/2013 e 05/12/2013. Não obstante esse período também foi identificado como de bolha especulativa nos trabalhos de Corbet, Lucey, Yarovaya (2018) e Chaim e Laurini (2019a). Os trabalhos de Cheah e Fry (2015), Cheung, Roca e Su (2015), De Souza, de Souza e Pereira (2017), e Su *et al.* (2018) identificaram períodos muito similares, ainda que com diferentes durações. Já com relação a 2017, até meados de dezembro desse ano, o Bitcoin alcançara a valorização de 1.751% em relação ao seu preço de janeiro. O teste GSADF obteve êxito em identificar o período de 06/12/2017 a 20/12/2017 como um momento de bolha – diferentemente do método utilizado por Chaim e Laurini (2019a).

Tabela 2 – Períodos de bolha identificados na série de preços do Bitcoin.

TESTE	PERÍODO	DATA	DURAÇÃO (EM DIAS)
SADF	1*	22/11/2013 a 23/11/2013	2
	2	25/11/2013 a 05/12/2013	11
GSADF	1	14/11/2013 a 05/12/2013	22
	2*	04/01/2017 a 04/01/2017	1
	3	06/12/2017 a 20/12/2017	15

Fonte: elaborada pelo autor.

Nota: * período muito curto desconsiderado.

Nos Gráficos 1 e 2, observa-se que ambos os testes apontam para períodos similares como momentos de comportamento explosivo. Vale destacar que em referência à recomendação feita por Phillips, Shi e Yu (2015), períodos inferiores ao logaritmo natural do tamanho da série podem ser desconsiderados. No caso da série de preços do Bitcoin, podem ser desconsiderados períodos com menos de oito dias, que é o caso do período entre 22/11/2013 e 23/11/2013, obtido no teste SADF.

O número de momentos que a série apresentou comportamento explosivo e suas durações são muito maiores que a dos resultados do teste GSADF com valores críticos simulados pelo método *bootstrap*. Contudo, vale lembrar que o método de Monte Carlo não evita o problema de heterocedasticidade não condicional dos resíduos, o que pode distorcer a inferência acerca dos resultados. Assim, neste trabalho, foi considerado como evidência empírica o resultado obtido pelo método de *bootstrap* para simulação de valores críticos dos testes.

Gráfico 1 – Períodos de bolha nos preços do Bitcoin (teste SADF com *bootstrap*).



Fonte: elaborado pelo autor.

Gráfico 2 – Períodos de bolha nos preços do Bitcoin (teste GSADF com *bootstrap*).



Fonte: elaborado pelo autor.

4.3 Ethereum

O resumo dos resultados obtidos para os testes¹⁰ na série dos preços do Ethereum pode ser visualizado na Tabela 3. Para os testes realizados com os valores críticos simulados por Monte Carlo, o teste RtADF e não rejeitou a hipótese de raiz unitária. No entanto, as estatísticas para os testes RADF, SADF e GSADF sugerem a rejeição das hipóteses nulas desses procedimentos, isto é, indicam como verdadeiras a hipóteses de comportamento levemente explosivo, de presença de apenas um período de bolha e de múltiplos períodos de bolha, respectivamente. Os resultados das janelas móveis para os testes RADF, SADF e GSADF apresentaram uma pluralidade de períodos em que a série se comportou de maneira explosiva. No caso do RADF, foram identificados 20 períodos de bolha, sendo o maior deles com duração de 55 dias, compreendido entre 22/01/2016 e 16/03/2016. Para o SADF, foram observados 19 períodos de bolha, sendo o maior deles entre 28/04/2017 e 13/09/2017 (139 dias). E, para o GSADF, foram datados 17 subperíodos com comportamento explosivo, com o maior deles entre 10/03/2017 e 26/07/2017 (139 dias).

¹⁰ Para resultados detalhados dos testes RtADF, RADF, SADF e GSADF para a série de preços do Ethereum, vide Apêndices B.2, B.3, B.4 e B.5, respectivamente. Os resultados com valores críticos simulados por Monte Carlo serão apresentados à esquerda; por *bootstrap*, à direita. Já nos Apêndices B.6 e B.7, são apresentados detalhadamente os subperíodos de bolha encontrados em cada método para simulação de valores críticos.

Tabela 3 – Estatísticas dos testes de raiz unitária calculadas para os preços do Ethereum.

TESTE	MONTE CARLO		BOOTSTRAP	
	ESTATÍSTICA	P-VALOR	ESTATÍSTICA	P-VALOR
RtADF	-1,597915	0,5333	-1,597915	0,9100
RADF	3,970082***	0,0000	3,970082	0,5333
SADF	1,532824*	0,0670	1,532824	0,7400
GSADF	4,574517***	0,0000	4,574517	0,5200

Fonte: elaborada pelo autor.

Nota: ***, ** e * representam a significância estatística a 1%, 5% e 10%, respectivamente

Para a série de preços diários do Ethereum, os resultados dos testes RtADF, RADF, SADF e GSADF, todos com os valores críticos simulados pelo método de *bootstrap*, não rejeitaram a hipótese nula de raiz unitária. Contudo, apenas os testes de janelas móveis RADF e GSADF identificaram subperíodos de bolha, sendo que o teste SADF não reportou nenhum momento de comportamento explosivo. No caso do RADF, o tratamento da heterocedasticidade não condicional dos resíduos da série reduziu drasticamente os períodos de bolha. Apenas 6 períodos foram identificados, sendo o maior deles entre 23/01/2016 e 26/01/2016. Já para o GSADF, 2 subperíodos de bolha: no dia 25/01/2016 (duração de 1 dia) e entre 16/03/2017 e 17/03/2017 (2 dias de duração). Curiosamente, nenhum dos dois períodos identificados no teste GSADF foi marcado pela narrativa de bolha especulativa. Assim sendo, seguindo a sugestão de Phillips, Shi e Yu (2015), onde os subperíodos de tamanho inferior ao logaritmo natural do tamanho da amostra podem ser desconsiderados¹¹, pode-se concluir que não foram detectados momentos em que a série apresentou comportamento especulativo exacerbado – chegando à mesma conclusão de Corbet, Lucey e Yarovaya (2018), de que não há evidências claras de uma bolha tão persistente no mercado de Ethereum. Ainda que De Souza, de Souza e Pereira (2017) tenham encontrado 5 períodos de bolha, todos em 2016, há de se levar em consideração a possível influência da heterocedasticidade não condicional nos resíduos – visto que os autores simularam os valores críticos pelo método de Monte Carlo.

Uma possível explicação para o comportamento não explosivo dos preços do Ethereum – mesmo em momentos de narrativa de bolha –, é o conjunto de diferenças dessa criptomoeda em relação às demais. Como já abordado na seção de revisão da literatura, o Ethereum não se resume à forma de moeda. Trata-se também de uma plataforma que permite seus usuários a criar contratos inteligentes e outras criptomoedas personalizadas, o que se tornou atraente para

¹¹ Para a série de preços diários do Ethereum, o logaritmo natural de sua amostra (1.393 observações) é igual a aproximadamente 7 dias.

startups e outras pessoas interessadas em financiamento através das chamadas Ofertas Iniciais de Moedas (*Initial Coin Offering* ou ICO).

Por fim, a simulação dos valores críticos por *bootstrap* leva a uma diferença na inferência para os testes de bolha conforme destacado nessa subseção.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo geral do trabalho foi testar a existência de bolha especulativa nos preços diários do Bitcoin e do Ethereum no período entre 1º de janeiro de 2013 e 31 de maio de 2019. Além disso, esperava-se delimitar o início e o fim dos períodos em que as séries dos preços apresentaram comportamento explosivo. A partir do referencial teórico revisado e das técnicas utilizadas para detecção de bolha foi possível validar o estudo e alcançar os objetivos propostos.

Com a introdução da tecnologia de *blockchain*, as criptomoedas constituíram um novo sistema de pagamentos e, principalmente, um novo ativo financeiro para negociação, portanto, estão sujeitas ao comportamento especulativo, assim como a maioria dos instrumentos financeiros. Com o aumento da popularidade das moedas digitais nos últimos anos, a narrativa da existência de bolha especulativa desenvolveu-se nesse mercado. Considerando a capitalização de mercado, o Bitcoin e o Ethereum são as criptomoedas mais famosas. Todavia, destacam-se também por seus pioneirismos dentre todas as criptomoedas. Nos anos subsequentes à crise financeira de 2008, a formação de bolhas especulativas em mercados de ativos financeiros se tornou um tópico crescente de pesquisa acadêmica. Os testes de raiz unitária baseados na cauda direita, explorados pelos trabalhos de Phillips, Wu e Yu (2011) e Phillips, Shi e Yu (2015), se tornaram ferramentas para a exploração deste tema.

Neste trabalho, verificou-se que os resultados dos testes com os valores críticos simulados por *bootstrap* podem ser distintos daqueles simulados por Monte Carlo. Especialmente no caso do Ethereum, os resultados apresentaram diferenças significativas em relação à quantidade de períodos de bolha, bem como às suas durações. Assim, considerando que as simulações de Monte Carlo não mitigam a influência da heterocedasticidade não condicional dos resíduos, foram adotados como evidências de momentos de bolha os resultados dos testes com simulações por *bootstrap*.

No caso do Bitcoin, as evidências foram condizentes com os momentos de narrativas de bolhas em 2013 e em 2017. Em 2013, os testes SADF e GSADF identificaram, respectivamente, os períodos compreendidos entre 25/11/2013 e 05/12/2013 (duração de 11 dias) e entre 14/11/2013 e 05/12/2013 (duração de 22 dias). O incidente com a corretora Mt. Gox alimentou

o discurso de exuberância de comportamento especulativo no mercado dessa criptomoeda justamente nesses períodos. Já em 2017, o teste GSADF apontou como período de bolha o intervalo de datas compreendido entre 06/12/2017 e 20/12/2017 (duração de 15 dias), que é justamente o momento em que o preço do Bitcoin sofreu uma forte reversão após valorizar 1.751% em relação a janeiro do mesmo ano. Adicionalmente, vale destacar que os períodos de bolha identificados e considerados como evidência ultrapassaram a duração mínima recomendada por Phillips, Shi e Yu (2015), isto é, de duração superior ao logaritmo natural do tamanho da amostra, que para a série dos preços do Bitcoin é igual a 8 dias. Por outro lado, no caso do Ethereum, os testes SADF e GSADF não apontaram para períodos de bolha na série de preços, sugerindo que, a despeito de sua alta volatilidade e da narrativa de exuberância de comportamento especulativo, essa criptomoeda não teve um grande descolamento do seu preço negociado em relação aos fundamentos. Uma possível razão para isso é o conjunto de diferenças do Ethereum para as demais criptomoedas, que, além de ser um meio de pagamento, é também uma plataforma de contratos inteligentes e de emissão de criptomoedas personalizadas – o que se tornou um atrativo para *startups* e outras pessoas interessadas em financiamento através das chamadas Ofertas Iniciais de Moedas (*Initial Coin Offering* ou ICO).

Por fim, como visto, os testes com os valores críticos simulados por *bootstrap*, que combina os procedimentos de Harvey *et al.* (2016) e Shi *et al.* (2018), identificaram evidências menos fortes de bolhas ao longo das séries analisadas quando comparados aos executados com simulações por Monte Carlo. Assim, uma possível extensão do presente trabalho é abordar o método *bootstrap* de Pedersen e Schütte (2017) – utilizando o *sieve bootstrap* – para simulação de valores críticos, considerando a presença de autocorrelação nas inovações¹². Pedersen e Schütte (2017) mostraram que, na ausência de volatilidade não estacionária, o *sieve bootstrap* que propuseram possui propriedades de amostra de tamanho finito moderadamente melhores que as do *wild bootstrap*, apresentando propriedades de poder melhores no caso dos testes SADF e GSADF.

¹² Diferentemente do *wild bootstrap* (descrito no passo 2 da seção 3.5), Pedersen e Schütte (2017) não assumem raiz unitária para a série no procedimento de simulação do *bootstrap* na linha de Palm *et al.* (2008). Além disso, os autores consideram que a reamostragem (com reposição) das inovações é feita a partir dos resíduos centrados $\varepsilon_t - \bar{\varepsilon}_t$, onde $\bar{\varepsilon}_t = (T - p - 1)^{-1} \sum_{t=2+p}^T \varepsilon_t$, com T o tamanho da amostra e p o número máximo de defasagens.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALOOSH, Arash; OUZAN, Samuel. The psychology of cryptocurrency prices. **Finance Research Letters**, 2019.

BAÇÃO, Pedro et al. Information transmission between cryptocurrencies: does bitcoin rule the cryptocurrency world?. **Scientific Annals of Economics and Business**, v. 65, n. 2, p. 97-117, 2018.

BARIVIERA, Aurelio F. *et al.* Some stylized facts of the Bitcoin market. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 484, p. 82-90, 2017.

BUENO, Rodrigo de Losso da Silveira. Econometria de séries temporais. 2012.

CAMPBELL, John Y. *et al.* **The econometrics of financial markets**. princeton University press, 1997.

CASPI, Itamar. Rtdaf: Testing for bubbles with EViews. 2016.

CHAIM, Pedro; LAURINI, Márcio P. Volatility and return jumps in bitcoin. **Economics Letters**, v. 173, p. 158-163, 2018.

_____. Is Bitcoin a bubble? **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 517, p. 222-232, 2019a.

_____. Nonlinear dependence in cryptocurrency markets. The **North American Journal of Economics and Finance**, v. 48, p. 32-47, 2019b.

CHEAH, Eng-Tuck; FRY, John. Speculative bubbles in Bitcoin markets. **An empirical investigation into the**, 2015.

CHEUNG, Adrian; ROCA, Eduardo; SU, Jen-Je. Crypto-currency bubbles: an application of the Phillips–Shi–Yu (2013) methodology on Mt. Gox bitcoin prices. **Applied Economics**, v. 47, n. 23, p. 2348-2358, 2015.

CIAIAN, Pavel; RAJCANIOVA, Miroslava; KANCS, d'Artis. The economics of BitCoin price formation. **Applied Economics**, v. 48, n. 19, p. 1799-1815, 2016.

CORBET, Shaen; LUCEY, Brian; YAROVAYA, Larisa. Datestamping the Bitcoin and Ethereum bubbles. **Finance Research Letters**, v. 26, p. 81-88, 2018.

GREENWOOD, Robin; THESMAR, David. Stock price fragility. **Journal of Financial Economics**, v. 102, n. 3, p. 471-490, 2011.

HAFNER, Christian. Testing for bubbles in cryptocurrencies with time-varying volatility. **Available at SSRN 3105251**, 2018.

HARVEY, David I. *et al.* Tests for explosive financial bubbles in the presence of non-stationary volatility. **Journal of Empirical Finance**, v. 38, p. 548-574, 2016.

HOMM, Ulrich; BREITUNG, Jörg. Testing for speculative bubbles in stock markets: a comparison of alternative methods. **Journal of Financial Econometrics**, v. 10, n. 1, p. 198-231, 2012.

JIANG, Zhi-Qiang *et al.* **Bubble diagnosis and prediction of the 2005–2007 and 2008–2009 Chinese stock market bubbles**. Journal of economic behavior & organization, v. 74, n. 3, p. 149-162, 2010.

LIU, Yukun; TSYVINSKI, Aleh. **Risks and returns of cryptocurrency**. National Bureau of Economic Research, 2018.

PEDERSEN, Thomas Quistgaard; SCHÜTTE, Erik Christian Montes. Testing for explosive bubbles in the presence of autocorrelated innovations. **Available at SSRN 2916616**, 2017.

PHILLIPS, Peter CB; WU, Yangru; YU, Jun. Explosive behavior in the 1990s Nasdaq: When did exuberance escalate asset values?. **International economic review**, v. 52, n. 1, p. 201-226, 2011.

PHILLIPS, Peter CB; SHI, Shuping; YU, Jun. **Testing for multiple bubbles: Historical episodes of exuberance and collapse in the S&P 500**. International Economic Review, v. 56, n. 4, p. 1043-1078, 2015.

PHILLIPS, Peter CB; SHI, Shuping. Real time monitoring of asset markets: Bubbles and crises. 2018.

POLLOCK, Darryn. The Mess Was Mt. Gox: Four Years On. **Cointelegraphy**, 2018. Disponível em: <<https://cointelegraph.com/news/the-mess-that-was-mt-gox-four-years-on>>. Acesso em: 26 de jun. 2019.

SEMPLE, P. A.; MARÇAL, E. F. Bolha no mercado imobiliário em São Paulo? Evidência baseada em testes econométricos. 2012.

DE SOUZA, Michel Cândido; DE SOUZA, Elder Tiago da Costa; PEREIRA, Hugo Carcanholo Iasco. Cryptocurrencies bubbles: New evidences. 2017.

SHI, Shuping; HURN, Stan; PHILLIPS, Peter CB. Causal change detection in possibly integrated systems: revisiting the money-income relationship. **Cowless Foundation Discussion Paper No. 2059**, 2016.

SHI, Shuping; PHILLIPS, Peter CB; HURN, Stan. Change detection and the causal impact of the yield curve. **Journal of Time Series Analysis**, v. 39, n. 6, p. 966-987, 2018.

SU, Chi-Wei *et al.* Testing for multiple bubbles in bitcoin markets: A generalized sup ADF test. **Japan and the World Economy**, v. 46, p. 56-63, 2018.

YANG, Hanlin. Behavioral Anomalies in Cryptocurrency Markets. 2018.

APÊNDICES

Apêndice A – Resultados para os testes na série de preços do Bitcoin.

Apêndice A.1 – Resultados dos testes ADF simples para especificação do modelo.

Null Hypothesis: BTC has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=30)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.528789	0.3140
Test critical values:		
1% level	-3.961965	
5% level	-3.411728	
10% level	-3.127745	

*Mackinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(BTC)
Method: Least Squares
Date: 09/15/19 Time: 14:19
Sample (adjusted): 1/02/2013 5/31/2019
Included observations: 2341 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
BTC(-1)	-0.003423	0.001354	-2.528789	0.0115
C	0.020016	0.006236	3.209575	0.0013
@TREND("1/01/2013")	4.90E-06	3.08E-06	1.590106	0.1119
R-squared	0.003493	Mean dependent var	0.002761	
Adjusted R-squared	0.002641	S.D. dependent var	0.047851	
S.E. of regression	0.047788	Akaike info criterion	-3.242799	
Sum squared resid	5.339299	Schwarz criterion	-3.235420	
Log likelihood	3798.636	Hannan-Quinn criter.	-3.240111	
F-statistic	4.097931	Durbin-Watson stat	1.994937	
Prob(F-statistic)	0.016726			

Null Hypothesis: BTC has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=30)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.379858	0.1476
Test critical values:		
1% level	-3.432948	
5% level	-2.862574	
10% level	-2.567366	

*Mackinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(BTC)
Method: Least Squares
Date: 09/15/19 Time: 14:21
Sample (adjusted): 1/02/2013 5/31/2019
Included observations: 2341 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
BTC(-1)	-0.001528	0.000642	-2.379858	0.0174
C	0.013025	0.004425	2.943853	0.0033
R-squared	0.002416	Mean dependent var	0.002761	
Adjusted R-squared	0.001989	S.D. dependent var	0.047851	
S.E. of regression	0.047804	Akaike info criterion	-3.242573	
Sum squared resid	5.345073	Schwarz criterion	-3.237653	
Log likelihood	3797.431	Hannan-Quinn criter.	-3.240781	
F-statistic	5.663723	Durbin-Watson stat	1.996562	
Prob(F-statistic)	0.017399			

Apêndice A.2 – Resultados dos testes RtADF.

Right Tailed ADF Tests
Sample : 1/01/2013 5/31/2019
Included observations: 2342
Null hypothesis: BTC has a unit root
Lag length: Automatic - based on SIC, maxlag=30
Window size: 111
Date: 10/13/19 Time: 12:45

	t-Statistic	Prob.*
ADF	-2.379858	0.8567
Test critical values**:		
99% level	0.881620	
95% level	-0.065181	
90% level	-0.355409	

*Right-tailed test

**Critical values are based on a Monte Carlo simulation (run with EVIEWS)

Right Tailed ADF Tests
Sample : 1/01/2013 5/31/2019
Included observations: 2342
Null hypothesis: BTC has a unit root
Lag length: Automatic - based on SIC, maxlag=30
Window size: 111
Date: 10/13/19 Time: 13:02

	t-Statistic	Prob.*
ADF	-2.379858	0.9833
Test critical values**:		
99% level	2.169348	
95% level	1.610685	
90% level	1.420996	

*Right-tailed test

**Critical values are based on wild bootstrap (run with EVIEWS)

Apêndice A.3 – Resultados dos testes RADF.

Right Tailed ADF Tests
Sample : 1/01/2013 5/31/2019
Included observations: 2342
Null hypothesis: BTC has a unit root
Lag length: Automatic - based on SIC, maxlag=30
Window size: 111
Date: 09/15/19 Time: 20:52

	t-Statistic	Prob.*
max RADF	5.035145	0.0000
Test critical values**:		
99% level	0.643152	
95% level	-0.055253	
90% level	-0.424272	

*Right-tailed test

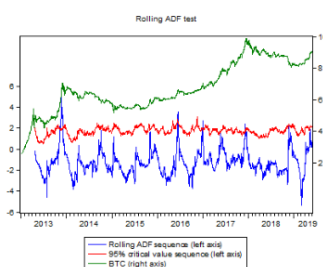
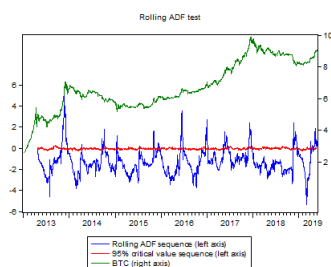
**Critical values are based on a Monte Carlo simulation (run with EVIEWS)

Right Tailed ADF Tests
Sample : 1/01/2013 5/31/2019
Included observations: 2342
Null hypothesis: BTC has a unit root
Lag length: Automatic - based on SIC, maxlag=30
Window size: 111
Date: 10/07/19 Time: 07:05

	t-Statistic	Prob.*
max RADF	5.035145	0.0500
Test critical values**:		
99% level	2.582390	
95% level	1.812290	
90% level	1.356355	

*Right-tailed test

**Critical values are based on wild bootstrap (run with EVIEWS)

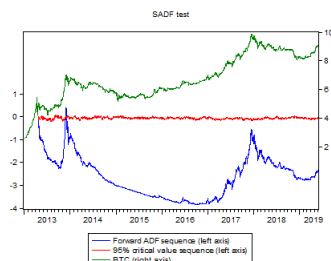


Apêndice A.4 – Resultados dos testes SADF.

Right Tailed ADF Tests
Sample: 10/12/2013 5/31/2019
Included observations: 2342
Null hypothesis: BTC has a unit root
Lag length: Automatic - based on SIC, maxlag=30
Window size: 111
Date: 09/15/19 Time: 21:18

	t-Statistic	Prob.*
SADF	0.391116	0.5260
Test critical values**:		
99% level	2.095087	
95% level	1.570512	
90% level	1.329054	

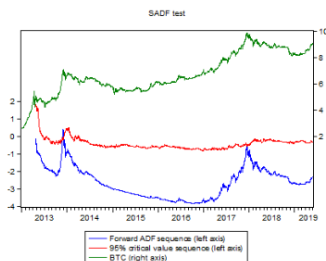
*Right-tailed test
**Critical values are based on a Monte Carlo simulation (run with EVIEWS)



Right Tailed ADF Tests
Sample: 10/12/2013 5/31/2019
Included observations: 2342
Null hypothesis: BTC has a unit root
Lag length: Automatic - based on SIC, maxlag=30
Window size: 111
Date: 09/28/19 Time: 19:38

	t-Statistic	Prob.*
SADF	0.391116	0.5900
Test critical values**:		
99% level	2.814968	
95% level	2.178907	
90% level	1.990481	

*Right-tailed test
**Critical values are based on wild bootstrap (run with EVIEWS)

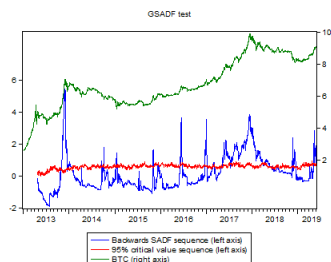


Apêndice A.5 – Resultados dos testes GSADF.

Right Tailed ADF Tests
Sample: 10/12/2013 5/31/2019
Included observations: 2342
Null hypothesis: BTC has a unit root
Lag length: Automatic - based on SIC, maxlag=30
Window size: 111
Date: 09/22/19 Time: 13:21

	t-Statistic	Prob.*
GSADF	5.433810	0.0000
Test critical values**:		
99% level	2.950275	
95% level	2.378161	
90% level	2.191953	

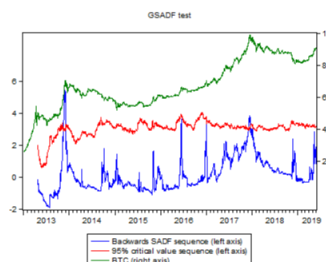
*Right-tailed test
**Critical values are based on a Monte Carlo simulation (run with EVIEWS)



Right Tailed ADF Tests
Sample: 10/12/2013 5/31/2019
Included observations: 2342
Null hypothesis: BTC has a unit root
Lag length: Automatic - based on SIC, maxlag=30
Window size: 111
Date: 09/28/19 Time: 09:26

	t-Statistic	Prob.*
GSADF	5.433810	0.0533
Test critical values**:		
99% level	6.821809	
95% level	5.627093	
90% level	5.203804	

*Right-tailed test
**Critical values are based on wild bootstrap (run with EVIEWS)



Apêndice A.6 – Períodos de bolha detectados nos testes com simulação de Monte Carlo para a série de preços do Bitcoin.

TESTE	PERÍODO	DATA	DURAÇÃO (EM DIAS)
RADF	1	29/10/2013 a 29/10/2013	1
	2	31/10/2013 a 15/12/2013	46
	3	10/04/2014 a 10/04/2014	1
	4	18/09/2014 a 22/09/2014	5
	5	26/09/2014 a 11/10/2014	16
	6	13/01/2015 a 14/01/2015	2
	7	17/01/2015 a 17/01/2015	1
	8	12/07/2015 a 12/07/2015	1
	9	02/11/2015 a 09/11/2015	8
	10	08/12/2015 a 12/12/2015	5

TESTE	PERÍODO	DATA	DURAÇÃO (EM DIAS)
	11	14/12/2015 a 19/12/2015	6
	12	03/06/2016 a 21/06/2016	19
	13	24/06/2016 a 25/06/2016	2
	14	02/07/2016 a 02/07/2016	1
	15	21/11/2016 a 22/11/2016	1
	16	22/12/2016 a 05/01/2017	15
	17	10/05/2017 a 11/05/2017	2
	18	14/05/2017 a 14/05/2017	1
	19	18/05/2017 a 26/05/2017	9
	20	28/05/2017 a 13/06/2017	17
	21	17/06/2017 a 17/06/2017	1
	22	20/06/2017 a 23/06/2017	4
	23	27/11/2017 a 27/11/2017	1
	24	30/11/2017 a 23/12/2017	24
	25	26/12/2017 a 27/12/2017	2
	26	20/11/2018 a 17/12/2018	28
	27	10/04/2019 a 10/04/2019	1
	28	18/04/2019 a 18/04/2019	1
	29	22/04/2019 a 24/04/2019	3
	30	03/05/2019 a 31/05/2019	29
SADF	1	26/11/2013 a 05/12/2013	10
GSADF	1	23/10/2013 a 23/10/2013	1
	2	29/10/2013 a 17/12/2013	50
	3	19/12/2013 a 19/12/2013	1
	4	23/12/2013 a 15/01/2014	24
	5	18/01/2014 a 23/01/2014	6
	6	19/09/2014 a 19/09/2014	1
	7	28/09/2014 a 29/09/2014	2
	8	03/10/2014 a 07/10/2014	5
	9	13/01/2015 a 17/01/2016	5
	10	03/11/2015 a 05/11/2015	3
	11	07/11/2015 a 07/11/2015	1
	12	03/06/2016 a 20/06/2016	18
	13	22/12/2016 a 05/01/2017	15
	14	26/02/2017 a 07/03/2017	10
	15	03/05/2017 a 04/05/2017	2
	16	07/05/2017 a 13/07/2017	68
	17	18/07/2017 a 29/03/2018	255
	18	03/04/2017 a 03/04/2017	1

TESTE	PERÍODO	DATA	DURAÇÃO (EM DIAS)
	19	12/04/2018 a 16/04/2018	5
	20	18/04/2018 a 27/05/2018	40
	21	02/06/2018 a 09/06/2018	8
	22	11/06/2018 a 11/06/2018	1
	23	25/07/2018 a 25/07/2018	1
	24	20/11/2018 a 20/11/2018	1
	25	22/11/2018 a 27/11/2018	6
	26	30/11/2018 a 30/11/2018	1
	27	03/12/2018 a 17/12/2018	15
	28	10/04/2019 a 10/04/2019	1
	29	10/05/2019 a 29/05/2019	20

Apêndice A.7 – Períodos de bolha detectados nos testes com *bootstrap* para a série de preços do Bitcoin.

TESTE	PERÍODO	DATA	DURAÇÃO (EM DIAS)
RADF	1	08/11/2013 a 09/11/2013	2
	2	12/11/2013 a 04/12/2013	23
	3	12/06/2016 a 13/06/2016	2
	4	16/06/2016 a 19/06/2016	4
	5	04/01/2017 a 04/01/2017	1
	6	07/12/2017 a 08/12/2017	2
	7	24/11/2018 a 24/11/2018	1
SADF	1	22/11/2013 a 23/11/2013	2
	2	25/11/2013 a 05/12/2013	11
GSADF	1	14/11/2013 a 05/12/2013	22
	2	04/01/2017 a 04/01/2017	1
	3	06/12/2017 a 20/12/2017	15

Apêndice B – Resultados para os testes na série de preços do Ethereum.

Apêndice B.1 – Resultados dos testes ADF simples para especificação do modelo.

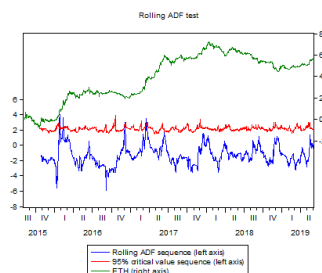
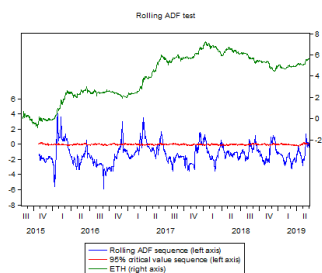
Null Hypothesis: ETH has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=30)					Null Hypothesis: ETH has a unit root Exogenous: Constant Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=30)				
		t-Statistic		Prob.*			t-Statistic		Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-0.789440		0.9651	Augmented Dickey-Fuller test statistic		-1.597915		0.4834
Test critical values:	1% level	-3.964651			Test critical values:	1% level	-3.434838		
	5% level	-3.413042				5% level	-2.863410		
	10% level	-3.128524				10% level	-2.567814		
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.					*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: D(ETH) Method: Least Squares Date: 09/15/19 Time: 20:49 Sample (adjusted): 8/09/2015 5/31/2019 Included observations: 1392 after adjustments					Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: D(ETH) Method: Least Squares Date: 09/15/19 Time: 20:49 Sample (adjusted): 8/09/2015 5/31/2019 Included observations: 1392 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.	Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
ETH(-1)	-0.001232	0.001561	-0.789440	0.4300	ETH(-1)	-0.001361	0.000852	-1.597915	0.1103
C	0.009281	0.003880	2.392187	0.0169	C	0.009208	0.003808	2.417875	0.0157
@TREND("8/08/2015")	-8.30E-07	8.40E-06	-0.098897	0.9212					
R-squared	0.001841	Mean dependent var	0.003882		R-squared	0.001834	Mean dependent var	0.003882	
Adjusted R-squared	0.000403	S.D. dependent var	0.068756		Adjusted R-squared	0.001115	S.D. dependent var	0.068756	
S.E. of regression	0.068742	Akaike info criterion	-2.514747		S.E. of regression	0.068718	Akaike info criterion	-2.516176	
Sum squared resid	6.563754	Schwarz criterion	-2.503457		Sum squared resid	6.563800	Schwarz criterion	-2.508650	
Log likelihood	1753.264	Hannan-Quinn criter.	-2.510525		Log likelihood	1753.259	Hannan-Quinn criter.	-2.513362	
F-statistic	1.280648	Durbin-Watson stat	2.025476		F-statistic	2.553334	Durbin-Watson stat	2.025200	
Prob(F-statistic)	0.278185				Prob(F-statistic)	0.110289			

Apêndice B.2 – Resultados dos testes RtADF.

Right Tailed ADF Tests Sample : 8/08/2015 5/31/2019 Included observations: 1393 Null hypothesis: ETH has a unit root Lag length: Automatic - based on SIC, maxlag=30 Window size: 81 Date: 10/13/19 Time: 12:47					Right Tailed ADF Tests Sample : 8/08/2015 5/31/2019 Included observations: 1393 Null hypothesis: ETH has a unit root Lag length: Automatic - based on SIC, maxlag=30 Window size: 81 Date: 10/13/19 Time: 13:04				
		t-Statistic		Prob.*			t-Statistic		Prob.*
ADF		-1.597915		0.5333	ADF		-1.597915		0.9100
Test critical values**:	99% level	1.054505			Test critical values**:	99% level	2.504789		
	95% level	0.134559				95% level	1.529047		
	90% level	-0.370132				90% level	1.249168		
*Right-tailed test **Critical values are based on a Monte Carlo simulation (run with EVIEWS)					*Right-tailed test **Critical values are based on wild bootstrap (run with EVIEWS)				

Apêndice B.3 – Resultados dos testes RADF.

Right Tailed ADF Tests Sample : 8/08/2015 5/31/2019 Included observations: 1393 Null hypothesis: ETH has a unit root Lag length: Automatic - based on SIC, maxlag=30 Window size: 81 Date: 09/15/19 Time: 20:53					Right Tailed ADF Tests Sample : 8/08/2015 5/31/2019 Included observations: 1393 Null hypothesis: ETH has a unit root Lag length: Automatic - based on SIC, maxlag=30 Window size: 81 Date: 10/12/19 Time: 20:51				
		t-Statistic		Prob.*			t-Statistic		Prob.*
max RADF		3.970082		0.0000	max RADF		3.970082		0.5333
Test critical values**:	99% level	0.952950			Test critical values**:	99% level	2.921590		
	95% level	-0.045687				95% level	2.154825		
	90% level	-0.414481				90% level	1.764154		
*Right-tailed test **Critical values are based on a Monte Carlo simulation (run with EVIEWS)					*Right-tailed test **Critical values are based on wild bootstrap (run with EVIEWS)				



Apêndice B.4 – Resultados dos testes SADF.

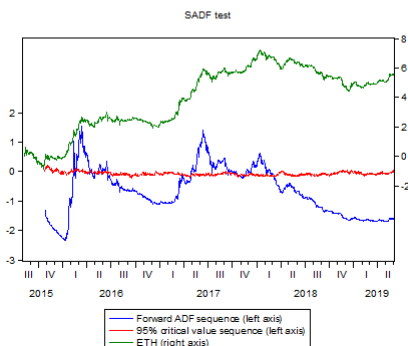
Right Tailed ADF Tests

Sample : 8/08/2015 5/31/2019
Included observations: 1393
Null hypothesis: ETH has a unit root
Lag length: Automatic - based on SIC, maxlag=30
Window size: 81
Date: 09/15/19 Time: 21:18

	t-Statistic	Prob.*
SADF	1.532824	0.0670
Test critical values**:		
99% level	2.076877	
95% level	1.640090	
90% level	1.315591	

*Right-tailed test

**Critical values are based on a Monte Carlo simulation (run with EVIEWS)



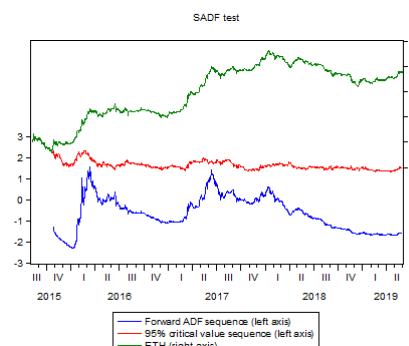
Right Tailed ADF Tests

Sample : 8/08/2015 5/31/2019
Included observations: 1393
Null hypothesis: ETH has a unit root
Lag length: Automatic - based on SIC, maxlag=30
Window size: 81
Date: 10/12/19 Time: 21:35

	t-Statistic	Prob.*
SADF	1.532824	0.7400
Test critical values**:		
99% level	3.740034	
95% level	3.203805	
90% level	2.958863	

*Right-tailed test

**Critical values are based on wild bootstrap (run with EVIEWS)



Apêndice B.5 – Resultados dos testes GSADF.

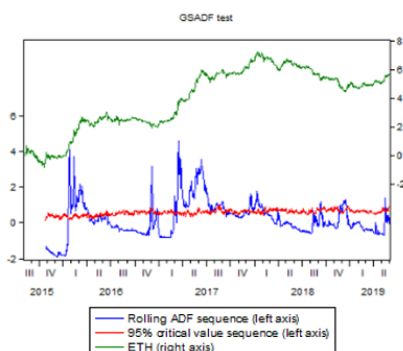
Right Tailed ADF Tests

Sample : 8/08/2015 5/31/2019
Included observations: 1393
Null hypothesis: ETH has a unit root
Lag length: Automatic - based on SIC, maxlag=30
Window size: 81
Date: 09/19/19 Time: 21:58

	t-Statistic	Prob.*
GSADF	4.574517	0.0000
Test critical values**:		
99% level	2.767595	
95% level	2.368090	
90% level	2.142987	

*Right-tailed test

**Critical values are based on a Monte Carlo simulation (run with EVIEWS)



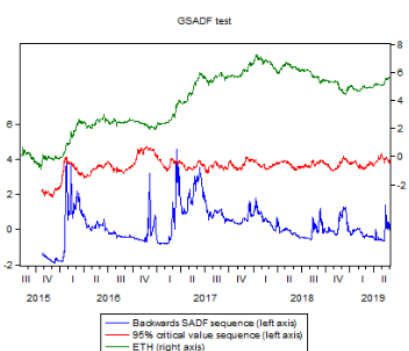
Right Tailed ADF Tests

Sample : 8/08/2015 5/31/2019
Included observations: 1393
Null hypothesis: ETH has a unit root
Lag length: Automatic - based on SIC, maxlag=30
Window size: 81
Date: 10/07/19 Time: 21:05

	t-Statistic	Prob.*
GSADF	4.574517	0.5200
Test critical values**:		
99% level	8.472092	
95% level	6.253964	
90% level	5.923831	

*Right-tailed test

**Critical values are based on wild bootstrap (run with EVIEWS)



Apêndice B.6 – Períodos de bolha detectados nos testes com simulação de Monte Carlo para a série de preços do Ethereum.

TESTE	PERÍODO	DATA	DURAÇÃO (EM DIAS)
RADF	1	20/01/2016 a 20/01/2016	1
	2	22/01/2016 a 16/03/2016	55

TESTE	PERÍODO	DATA	DURAÇÃO (EM DIAS)
	3	14/06/2016 a 16/06/2016	3
	4	28/11/2016 a 07/12/2016	10
	5	26/02/2017 a 07/03/2017	10
	6	11/03/2017 a 05/04/2017	26
	7	04/06/2017 a 22/06/2017	19
	8	12/12/2017 a 23/12/2017	12
	9	25/12/2017 a 29/12/2017	5
	10	02/01/2018 a 15/01/2018	14
	11	26/03/2018 a 02/04/2018	8
	12	07/04/2018 a 07/04/2018	1
	13	13/08/2018 a 16/08/2018	4
	14	20/08/2018 a 20/08/2018	1
	15	05/09/2018 a 13/09/2018	9
	16	17/09/2018 a 17/09/2018	1
	17	25/11/2018 a 17/12/2018	23
	18	15/05/2019 a 17/05/2019	3
	19	19/05/2019 a 21/05/2019	3
	20	26/05/2019 a 27/05/2019	2
SADF	1	09/02/2016 a 15/02/2016	7
	2	22/02/2016 a 11/04/2016	50
	3	14/04/2016 a 14/04/2016	1
	4	17/04/2016 a 19/04/2016	3
	5	02/05/2016 a 02/05/2016	1
	6	05/05/2016 a 05/05/2016	1
	7	09/05/2016 a 09/05/2016	1
	8	11/05/2016 a 11/05/2016	1
	9	13/05/2016 a 13/05/2016	1
	10	16/05/2016 a 26/05/2016	11
	11	28/05/2016 a 17/06/2016	21
	12	28/04/2017 a 13/09/2017	139
	13	15/09/2017 a 16/09/2017	2
	14	18/09/2017 a 22/10/2017	35
	15	24/10/2017 a 26/10/2017	3
	16	29/10/2017 a 29/10/2017	1
	17	18/11/2017 a 06/12/2017	19
	18	09/12/2017 a 09/12/2017	1
	19	11/12/2017 a 05/03/2018	85
GSADF	1	20/01/2016 a 09/04/2016	81
	2	19/05/2016 a 19/05/2016	1

TESTE	PERÍODO	DATA	DURAÇÃO (EM DIAS)
	3	02/12/2016 a 07/12/2016	6
	4	23/12/2016 a 27/12/2016	5
	5	01/03/2017 a 07/03/2017	7
	6	10/03/2017 a 26/07/2017	139
	7	01/08/2017 a 17/08/2017	17
	8	19/08/2017 a 12/09/2017	25
	9	14/10/2017 a 14/10/2017	1
	10	12/12/2017 a 04/02/2018	55
	11	16/02/2017 a 16/02/2017	1
	12	19/02/2017 a 19/02/2017	1
	13	14/08/2018 a 15/08/2018	2
	14	07/09/2018 a 12/09/2018	6
	15	23/11/2018 a 17/12/2018	25
	16	15/05/2019 a 16/05/2019	2
	17	19/05/2019 a 19/05/2019	1

Apêndice B.7 – Períodos de bolha detectados nos testes com *bootstrap* para a série de preços do Ethereum.

TESTE	PERÍODO	DATA	DURAÇÃO (EM DIAS)
RADF	1	23/01/2016 a 26/01/2016	4
	2	10/02/2016 a 12/02/2016	3
	3	05/12/2016 a 05/12/2016	1
	4	16/03/2017 a 17/03/2017	2
	5	21/03/2017 a 21/03/2017	1
SADF	-	-	-
GSADF	1	25/01/2016 a 25/01/2016	1
	2	16/03/2017 a 17/03/2017	2